

EEG 패턴 분석을 이용한 졸음 검출

*황부희, *김병만, † 양연모, † 임완수
*금오공과대학교 컴퓨터소프트웨어공학과
† 금오공과대학교 전자공학부
hbh2563@naver.com, bmkim@kumoh.ac.kr,
yangym@vivaldi.kumoh.ac.kr, wansu.lim@kumoh.ac.kr

Drowsiness Detection via EEG Pattern Analysis

*Boo Hee Hwang, *Byeong Man Kim,
† Yeon-Mo Yang, † Wansu Lim
*Dept of Computer Software Engineering,
† School of Electronic Engineering,
Kumoh National Institute of Technology

요 약

BCI (Brain Computer Interface)는 사람의 두뇌와 컴퓨터를 연결하는 ‘뇌-컴퓨터 인터페이스’를 나타내는 것이며 EEG(Electroencephalogram)을 주로 분석하여 인간의 행동이나 의도를 파악한다. 본 논문에서는 EEG를 이용한 행동인식의 하나로 졸음을 판단하는 방법을 제안한다. 제안방법에서는 MindWave를 이용하여 얻은 실험 데이터를 FFT를 이용하여 1초 단위로 스펙트럼을 분석하여 High-Alpha 영역의 시간에 따른 데이터 변화 패턴을 분석하여 졸음을 판단한다. 실험 결과, 100%의 최고 성능을 얻을 수 있었다.

1. 서론

BCI (Brain Computer Interface)는 사람의 두뇌와 컴퓨터를 연결하는 ‘뇌-컴퓨터 인터페이스’를 의미하며, 초기의 BCI연구는 신체적 활동이 자유롭지 않은 장애인들을 위해 진행 되었지만 현재에는 EEG를 이용한 게임, 의료 분야, 키보드 입력, 개인 인증 등 여러 가지 분야에서 활발히 연구되고 있다. 그 중에서 뇌파로 사람의 행동을 판별하는 연구도 진행되고 있다.

사람의 졸음행동은 교통사고의 주요 원인 중 하나이다. 2009년에서 2011년 3년간의 한국도로교통공사의 졸음으로 인한 교통사고의 건수는 총 7,442건의 발생하였고, 364명이 사망사고, 14,911명이 부상당한 것으로 나타났다. 또한 나라의 안전을 지키는 군에서도 여러 작전 중에 졸음으로 인하여 국가의 안보를 위협하는 사고가 일어날 가능성도 있었다.

이에 본 논문에서는 뇌파를 이용하여 졸음을 판별하는 방법에 대해 제안한다. 2장에서는 관련 연구에 대해, 3장에서는 제안하는 EEG 행위 판별방법에 대해 소개한다. 4장에서는 3장에서 제안한 판별방법을 이용한 판별 실험의 결과에 대해 설명한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구의 결론에 대해 설명한다.

2. 관련연구

이슬이[1]는 졸음현상과 관련된 뇌파성분을 파워 스펙트럼 방법으로 분석하고, 그 결과를 검토하여 졸음과 관계된

뇌파의 특성을 추출하는 방법을 제안하였다. 파워 스펙트럼 분석법을 이용하여 피험자의 채널 별 알파파 및 베타파의 절대 파워값을 분석해서 알파파 성분이 베타파 성분보다 훨씬 졸음현상과 상관성이 높은 것으로 관찰되었고, 졸음여부를 판단하는 데는 알파파를 분석 대상으로 하는 것이 보다 효율적인 방법이라고 제안 하였다.

장윤석[2]은 졸음현상과 관련된 EEG신호의 주파수대역의 특성에 대하여 연구하였다. 6개의 채널에서 뇌파를 측정해 알파파 성분을 High Alpha와 Low Alpha 성분으로 나누어서 파워 스펙트럼 분석법을 사용해서 분석한 결과 Low Alpha 성분보다 High Alpha 성분이 인간의 졸음에 가장 크게 관여하는 성분이라고 확인하였다.

3. 제안방법

BCI는 궁극적으로 뇌파의 신호를 활용하여 컴퓨터를 작동하는 것을 목적으로 한다. 그림 1은 Mason과 Birch에 의해 제안된 모델이다. 이 모델은 현재 많은 시스템들의 기반이 되고 있는데, 본 연구의 내용도 Mason과 Birch가 제안한 모델 가운데서 Feature Generator와 Feature Translator 단계에 해당된다.

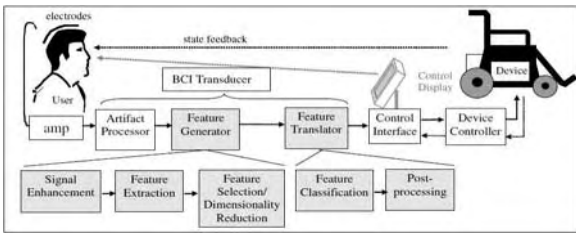


그림 1. BCI System의 기능적 모델

3.1 특징 추출

FFT는 시간영역으로 표현되어있는 EEG신호를 주파수 영역으로 변환하는 방법이다. 이 방식을 사용하면 각각의 주파수의 각 영역에 대한 파워를 분석할 수 있다. 하지만 시간 영역을 주파수 영역으로 바꾸게 되면 시간데이터를 모두 잃게 된다. 그러므로 1초 간격으로 데이터를 나눈 후 각각 FFT를 실행하여 시간과 주파수 영역 모두 분석할 수 있게 하였다. 본 논문에서 다루는 데이터는 90초 동안의 데이터이며, 1초 간격으로 FFT를 시행하기 때문에 데이터는 각 주파수 별로 90개의 데이터를 가지게 된다.

단구간 FFT를 하기 전에 전처리를 하여 잡음을 제거한 것이 아니기 때문에 데이터와 잡음이 섞여 있어, 패턴을 찾기 어렵다. 본 논문에서는 잡음을 줄이기 위해 크기가 15인 윈도우를 만들어 14개씩 오버랩 시키며 각 윈도우의 평균값을 구했다. 하나의 값이 주변 15개의 영향을 받게 되므로 데이터 신호진행의 큰 모양이 더욱 매끄럽게 표현된다. 매끄럽게 표현된 신호에서 EEG 패턴을 발견하게 되면 특징을 추출한 것이다.

3.2 특징 판별

본 연구의 특징 판 별 방법은 특징 추출에서 얻은 각 행동별 패턴들을 이용하여 판별코드를 완성한다. 그 다음 테스트 데이터들이 어떤 패턴을 가졌는지에 따라 결과를 낸다.

본 연구에서 사용한 데이터는 졸음 행위에 대한 데이터이다. 이 데이터들을 이용하여 특징을 추출하게 되면 알파 성분을 High Alpha성분과 Low Alpha성분으로 나누었을 때 이 두 성분 중 High Alpha영역에서 EEG패턴이 나타난다. 아래 그림2와 그림3은 졸음 행위에 대한 EEG를 그래프로 나타내었다.

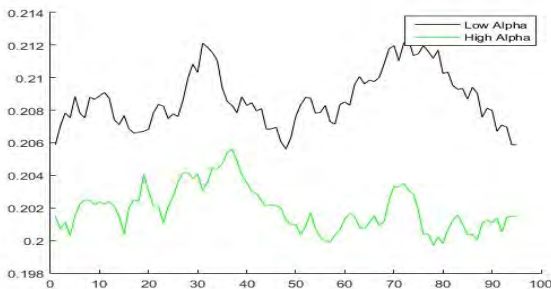


그림 2 깨어 있을 때의 뇌파

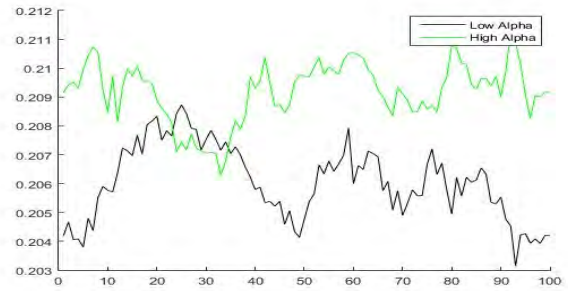


그림 3 졸고 있을 때의 뇌파

그림2와 그림3에 보이는 것처럼 깨어 있을 때는 High Alpha영역의 파워가 낮아지는 반면에, 졸음 행동 중에는 High Alpha영역의 파워가 깨어 있을 때보다 파워가 높아지는 것을 확인 할 수 있다.

따라서, 알파 영역의 High Alpha영역의 데이터만 확인하면 되므로 나머지 영역의 데이터는 버리고 알파 영역의 High Alpha(10~13Hz)의 데이터를 평균을 내어 대표 값을 구한다. 아래의 그림은 90초의 데이터가 가공되며 변화하는 과정을 그린 것이다.

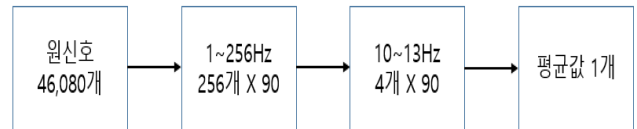


그림 4 데이터의 변화 과정

본 연구에서는 High Alpha영역을 이용하여 졸음 행동을 인식 하였다. 졸음 행동을 인식한 방법은 졸고 있을 때와 깨어 있을 때의 High Alpha영역 파워를 비교하는 방법으로써, 졸고 있을 때와 깨어 있을 때의 각각 High Alpha영역의 파워를 평균 낸 것의 데이터들을 다수결의 원칙 알고리즘을 사용하여서 판별하였다. 다수결 원칙 알고리즘은 K-NN 알고리즘이라고도 하는데, 아래 그림처럼 Test 데이터와 Training 데이터 사이의 유클리드 거리를 구한 후, 그 거리에 따라서 Training 데이터를 정렬한 후 상위 K개를 선택하고 그들이 속한 클래스 중 다수의 클래스로 Test 데이터의 클래스를 판정하는 방법이다.

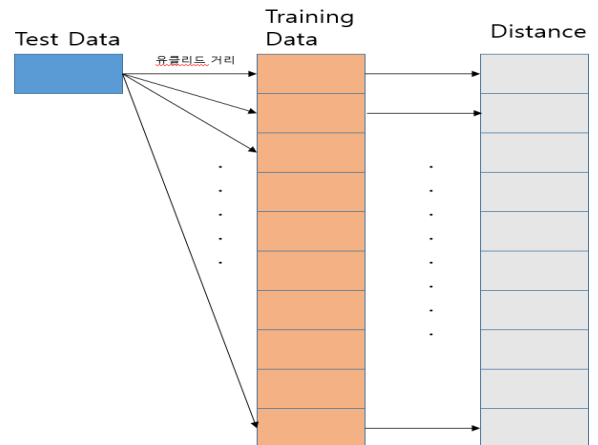


그림 5 K-NN 알고리즘

4. 실험

4.1 데이터 수집

본 제안방법을 실험하기 위해 졸고 있을 때와 깨어 있을 때의 관한 데이터를 수집하였다. 측정에는 EEG를 측정할 수 있는 기기인 NeuroSky사의 MindWave를 사용하였다. MindWave는 512 샘플링 비율 데이터를 제공한다.

깨어 있을 때의 데이터는 정상시의 EEG를 90초 동안 측정된 것을 30개 모았다. 졸고 있을 때의 데이터는 졸린 상태에서 눈을 감고 90초 동안 측정하였다. 이 때 장윤석 [2]의 논문에서 졸음에는 High Alpha성분의 영향이 가장 크다는 사실에 입각하여 졸음과 비슷하게 High Alpha가 가장 높게 나오도록 최대한 졸음과 비슷하게 눈을 감고 아무 생각 없이 90초 동안 측정된 것을 30개 모았다.

4.2 판별 결과

판별 알고리즘으로는 다수결 원칙 방법을 사용하였으며, 먼저 Training 시킬 데이터의 개수를 Test 데이터의 개수인 30개(깨어 있는 데이터: 15, 졸음 데이터: 15)보다 작게 13개(깨어 있는 데이터: 7, 졸음 데이터: 6) 정도로 했을 때의 정답률은 아래 그림과 같다.

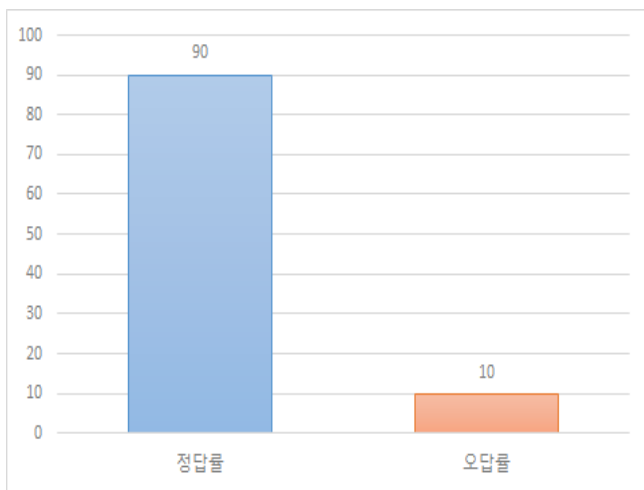


그림 6 다수결 원칙 적용시 정답률(Training:13 Test:30)

Training 데이터의 개수가 충분하지 못할 경우에는 정답률이 90%로 측정되었다.

그 다음은 Training 시킬 데이터를 30개(깨어 있는 데이터: 15, 졸음 데이터: 15), Test할 데이터도 30개(깨어 있는 데이터: 15, 졸음 데이터: 15)를 해서 정답률을 살펴 보았다. Training 데이터를 조금 더 늘렸더니 아래 그림과 같다.

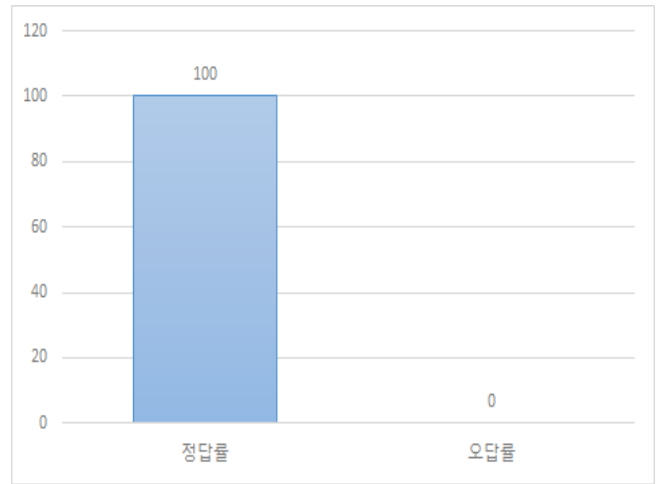


그림 7 다수결 원칙 적용시 정답률(Training:30, Test:30)

실험 결과 위의 두 그래프를 보면 Training 데이터가 증가함에 따라 성능도 증가 한 것을 확인할 수 있다. 그러나 졸음에 대한 Training 데이터로 깨어 있는 상태의 데이터와 비슷한 데이터가 포함 될 경우 Training데이터는 증가하지만 오히려 정답률은 떨어질 가능성도 있다.

5. 결론

본 논문에서는 EEG를 이용해서 졸음 행동을 인식하기 위해 EEG 신호를 단구간 FFT 그리고 평균치를 사용하여 패턴을 추출하고, 이를 기반으로 졸음행동을 판별하는 방법을 제안 하였다. 이 방법으로 다수결 원칙으로 판별하는 실험을 진행한 결과, 최고 성능 100%를 보였다.

이번 실험에서는 그림 2와 그림 3을 보다시피 특징을 사람의 눈으로도 판별할 수 있기 때문에 어떤 성분 간의 특징을 구별하는 필터링을 적용하지 않고 단순히 High Alpha성분의 평균치를 이용해서 졸음 행동을 판별 하였고, Training과 Test 데이터의 개수도 조금 부족한 감이 있어서 향후에는 데이터도 충분히 축적시키고, 현재의 성능을 유지할 수 있도록 여러 가지 필터링과 좀 더 나은 판별기법을 적용해 볼 계획이다.

참고문헌

- [1] 이슬이, 장윤석 “졸음현상과 관련된 뇌파의 주파수대역” 한국전자통신학회 2013 봄철 종합학술지 제7권 제1호
- [2] 장윤석, 이슬이, 류수아 “졸음현상과 관련된 EEG신호의 주파수대역의 특성”